干旱区地理
ARID LAND GEOGRAPHY

毛乌素沙地东南缘植被NDVI时空变化及其对气候因子的响应

贺军奇，魏 燕，高万德，陈云飞，马延东，刘秀花

（长安大学水利与环境学院，旱区地下水文与生态效应教育部重点实验室，国家林业和草原局黄土高原水土保持与生态修复重点实验室，陕西 西安 710054）

摘 要：了解植被生长对气候变化的响应是厘清生态系统动态关系的重点。基于1990—2018年气象数据和归一化植被指数(NDVI)，应用偏相关分析与地理探测器等方法，分析了在生长季，毛乌素沙地东南缘不同类型植被年均NDVI的变化趋势，探讨了年均气温与年总降水量对各类型植被的影响。结果表明：(1) 1990—2018年生长季研究区植被年均NDVI显著与极显著增加面积达97.9%，整体生态环境质量大幅度改善。2005年之前植被年均NDVI增速缓慢，此后以0.011·a^{-1}的速率发生了突变增加，其中灌丛类植被年均NDVI增长幅度最大。(2) 2000年为年总降水量与年均气温的趋势突变点，突变前年总降水量以−5.510 mm·a^{-1}的速率减少，此后以5.541 mm·a^{-1}的速率增加，且主要依赖于大雨雨量的增加；年均高温与年均低温在突变前上升速率分别为0.122 ℃·a^{-1}与0.230 ℃·a^{-1}，突变后，年均高温下降速率为−0.014 ℃·a^{-1}，而年均低温上升速率为0.022 ℃·a^{-1}。(3)在植被年均NDVI缓慢增长阶段(1990—2005年)，年均低温对植被影响较大，与不同类型植被年均NDVI多呈显著正相关；在植被年均NDVI快速增长阶段(2006—2018年)，年总降水量与不同类型植被年均NDVI呈显著正相关，大降雨事件的频发使得降水量对于植被的生长起主导作用。年总降水量与年均气温尤其是年均低温的交互作用是促进植被生长的关键。

关 键 词：毛乌素沙地；气候因子；归一化植被指数(NDVI)；地理探测器；极点对称模态分解法(ESMD)

文章编号：

在全球气候变暖的背景下，各区域的水循环、干湿状况发生了显著变化，这对世界各地植被的生长发育产生了巨大影响[1]。归一化植被指数(NDVI)能够很好地反映出植被及生态系统参数的变化[2]，且对气象因素的变化有着灵敏的指示作用[3-4]，被广泛应用于植被对气候因子的响应研究中。在气候因子中，降水与气温对植被的影响最为突出[5]，Gao等[6]对我国东部区域研究表明，植被生物量主要受降水量和气温的影响，但气温对植被生长的作用更强；李晴晴等[7]发现黄河流域植被覆盖度与气温具有显著的正相关关系，春、夏、冬三季的植被覆盖度与气温呈显著正相关，与降水量关系不显著；冯颖[8]阐述了毛乌素沙地植被盖度与降水量和气温均呈正相关，且与降水量相关性较高。由此可知，降水量与气温对植被的影响作用复杂，这可能与研究区域或时间尺度有关，也可能是未对研究区内各因素分离，从而造成了结果的偏差。近年来，已有学者从不同角度说明了降水与气温影响植被生长的机理。其中，马赟花等[9]提出次降雨量及降雨次数的分布共同决定了科尔沁沙地一年生植被的生物量和生物多样性；高滢等[10]发现在陕西省南部，日最低气温的升高能够促进植被生长发育。

毛乌素沙地是我国北方重要的生态屏障，其水资源匮乏，生态环境脆弱，植被动态对气候变化十

收稿日期：2022-01-10； **修订日期**：2022-03-12

基金项目：国家自然科学基金项目(41877179，41901034)；陕西水利科技计划项目(2019s1kj-18)；中央高校基本科研业务费项目(300102292904)资助

作者简介：贺军奇(1978-)，男，博士，副教授，主要从事水文生态学研究. E-mail: 516588675@qq.com

通讯作者：刘秀花(1968-)，女，博士，教授，主要从事水文生态与水安全研究. E-mail: liuxh68@chd.edu.cn

分敏感。已有学者就干旱地区植被NDVI对降水量与气温的响应做了相关研究[7-8,11-12]，但其多从降水量均值与气温均值的角度加以分析，未能进一步分离各气候因子对毛乌素沙地植被生长的作用，且缺少对于各因素影响程度的量化。因此，本文基于生长季植被遥感数据以及1:1000000中国植被图集[13]，利用1990—2018年毛乌素沙地东南缘内5个气象站点的的气温和降水数据，分析了1990—2018年生长季内年均高温、年均低温与年总降水量的变化对不同类型植被NDVI变化趋势的影响，旨在分离相关因素，阐明气温与降水量的变化规律及其对植被生长的影响机理，并利用地理探测器模型量化各因素对植被生长变化的作用和贡献，可为合理制定未来生态规划与反映植被对于气候变化的响应提供重要依据。

1 研究区概况

毛乌素沙地东南缘（36°49′~39°27′N，107°15′~110°55′E），占地约3.1×10⁴ km²，行政区划包括陕西省榆林市定边县、靖边县、横山区、榆阳区、神木市5个地区（图1），位于中国北方农牧交错带。该区域是典型的生态脆弱区，更是干旱、大风、土地沙漠化及沙尘暴频发的多灾地带，属于温带半干旱大陆性季风气候，年平均气温约为9.7 ℃，年平均降水量约为393 mm。

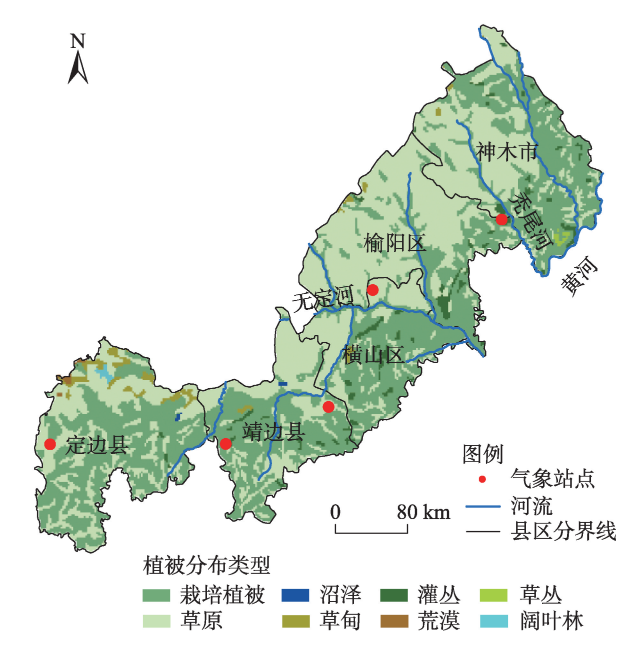


图1 毛乌素沙地东南缘植被分布

Fig. 1 Distribution of vegetation in the southeastern margin of Mu Us Sandy Land

2 数据与方法

2.1 数据来源

NDVI数据来自GIMMS 3g v1数据集以及中国科学院资源环境科学数据中心（http://www.resdc.cn/DOI）发布的中国年度植被指数（NDVI）空间分布数据集。其中，GIMMS 3g v1数据集时间跨度为1981年7月—2015年12月，空间分辨率为8 km；后者的时间跨度为1998—2018年，空间分辨率为1 km。对NDVI数据的预处理包括数据格式转换，通过ArcGIS 10.6进行坐标的统一、投影以及裁剪等，其中对于分辨率为8 km的1990—1997年的数据集，通过重采样功能与掩膜裁剪使之转化为1 km的数据集，并与1998—2018年的数据集相整合，以便于后期计算。

研究中使用的气象数据为中国气象数据中心的地面气候资料，1990—2018年的日值数据集合（http://data.com.cn/site/index.html），以分析年均高温、年均低温与年总降水量在各时间尺度的变化趋势及其对NDVI的影响作用，其中定义年均高（低）温为每日最高（低）气温的年际平均值，定义研究区生长季为每年5—9月。按照国家气象局颁布的降水强度等级划分标准，将研究区24 h降水总量分为小雨（0.1~9.9 mm）、中雨（10.0~24.9 mm）、大雨（25.0~49.9 mm）及暴雨（50.0 mm及以上），为了评估降雨对植被的影响，本次只保留0.5 mm以上的有效降雨[14]。

植被类型数据来源于国家自然科学基金委员会“中国西部环境与生态科学数据中心”所整理的1:1000000中国植被图，毛乌素沙地东南缘的植被类型分布如图1所示。依据分布面积从大到小依次为：栽培类植被（玉米、马铃薯等），主要分布于定边县、靖边县；草原类植被（沙蒿、丛生禾草等），主要分布于榆阳区、神木市；灌丛类植被（柠条、沙柳等），分布较零散；草甸类植被（芨芨草等），主要分布于定边县北部；阔叶林类植被（杨树、柳树、榆树）；草丛类植被（白羊草）；荒漠类植被（膜果麻黄、盐节木等）及沼泽类植被（芦苇等）。

在此基础上，通过对区内5个站点气象数据进行克里金插值，应用ArcGIS 10.6提取每种植被类型所在区域内的NDVI、气温和降水数据，分析各类型

植被与气象因素的关系。

2.2 研究方法

2.2.1 极点对称模态分解法 极点对称模态分解法(ESMD)在气候分析方面具有较大优势[15]。本文利用其中的模态分解部分,从时间序列中分解出剩余变量,从而分离出年均NDVI、年均高温、年均低温与年总降水量在时间尺度上变化的总趋势[16]。

2.2.2 Mann-Kendall趋势检验 Mann-Kendall趋势检验用于时间序列变化趋势分析[12]。设时间序列为$X_i(i=1, 2, \cdots, n)$,$F_i(x)$为样本X_i的分布函数。原假设H_0:$F_i(x)=\cdots=F_n(x)$,为n个独立的随机变量同分布的样本。备择假设H_1为双边检验。对于所有i中的$k, j \leq n$,且$k \neq j$,X_k和X_j的分布是不同的。检验统计量(S)的计算公式如下:

$$S=\sum_{k=1}^{n-1}\sum_{j=k+1}^{n}\operatorname{sgn}(X_j-X_k) \tag{1}$$

$$E(S)=0 \tag{2}$$

$$\operatorname{Var}(S)=\frac{n(n-1)(2n+5)}{18} \tag{3}$$

$$Z=\begin{cases}\dfrac{S-1}{\sqrt{\operatorname{Var}(S)}} & (S>0)\\ 0 & (S=0)\\ \dfrac{S+1}{\sqrt{\operatorname{Var}(S)}} & (S<0)\end{cases} \tag{4}$$

式中:S为检验统计量;$\operatorname{Var}(S)$为方差;$E(S)$为均值;sgn为符号函数。

在双边趋势检验中,对于给定的置信水平α,若$|Z| \geq Z_{1-\frac{\alpha}{2}}$,则原假设$H_0$不可接受。统计变量$Z$为正值表示增加趋势,为负值表示减少趋势。$|Z|$在大于等于1.96或2.58时,表示分别通过了信度95%或99%显著性检验,代表结果显著或极显著。显著性程度用来划分研究区内年均NDVI、年均气温与年总降水量变化的趋势等级。

2.2.3 趋势分析法 趋势分析法用于反映年均NDVI、年均高温、年均低温与年总降水量在生长季内的时空变化趋势[11],计算公式如下:

$$\theta_{\text{slope}}=\frac{n\times\sum_{i=1}^{n} i\times I_i-\sum_{i=1}^{n} i\times I_i}{n\times\sum_{i=1}^{n} i^2-\left(\sum_{i=1}^{n} i\right)^2} \tag{5}$$

式中:θ_{slope}为各像元年均NDVI、年均高温、年均低温与年总降水量的变化趋势斜率;i为年序号;n为总年数;I_i为第i年的年均NDVI、年均高温(℃)、年均低温(℃)与年总降水量(mm)。

2.2.4 偏相关分析 偏相关分析用于探索植被生长与单一气候因子之间的联系,同时剔除其他气候因子的影响[12],计算公式如下:

$$r_{xy,zm}=\frac{r_{xy,z}-r_{xm,z}r_{ym,z}}{\sqrt{(1-r_{xm,z}^2)(1-r_{ym,z}^2)}} \tag{6}$$

式中:x为年均NDVI;y为年均高温(℃);z为年均低温(℃);m为年总降水量(mm),$r_{xy,zm}$为将年均低温、年总降水量固定后年均高温与年均NDVI的偏相关系数,年总降水量、年均低温与年均NDVI的偏相关系数同理。若$r>0$,表明年均高温、年均低温、年总降水量与年均NDVI呈正相关;$r<0$,表明年均高温、年均低温、年总降水量与年均NDVI呈负相关;$r=0$表明年均高温、年均低温、年总降水量与年均NDVI不存在线性相关性。

2.2.5 地理探测器模型 地理探测器模型用于探测空间分异性,是揭示自变量对因变量影响机制的一组统计学方法[17]。本文选取最优参数地理探测器(OPGD)[18]进行数据处理,在Rstudio软件中计算每个连续型因子在不同分级方式、不同间断数下的贡献率,其中,分级方式根据统计规则确定(如等间距、自然间距、分位数间距、几何间距和标准偏差间距),间断数量设置为3~7类,程序通过对比的方式,选择q值最高的参数组合(离散方式与间断数)[18-19],从而探测影响因子对NDVI分异的解释力。

本文利用地理探测器中的分异及因子探测器评估了年均高温、年均低温与年总降水量对NDVI的贡献率,利用交互作用探测器分析了年总降水量与年均高温、年均低温的交互作用。

分异及因子探测器:用于探测不同植被类型NDVI的空间分异性,以及各评价指标X对植被NDVI变化的影响力大小,用q值度量,计算公式如下:

$$q=1-\frac{\sum_{h=1}^{L} N_h\sigma_h^2}{N\sigma^2} \tag{7}$$

式中:$h=1, 2, \cdots, L$为影响因子的分层数;N_h与N分别表示在1990—2018年生长季,影响因子年均高温(X_1)、年均低温(X_2)及年总降水量(X_3)在h层及整个研究区的样本数;σ_h与σ分别表示影响因子在h层及整个研究区域NDVI值的方差。q的值域为[0, 1],$q=0$表示因子与NDVI无任何关系;$q=1$则表示因子可以完全贡献于NDVI的空间分布。

交互作用探测器：用于识别评价指标之间的交互作用，即评价指标 X_1 与 X_2 共同作用是否会增加或减弱对植被NDVI的解释力。通过对指标各自 q 值、$q(X_1 \cap X_2)$ 与 $q(X_1)+q(X_2)$ 做比较，将交互作用类型分为5种（表1）[20]。

表1　交互作用类型

Tab. 1　Interaction types

交互作用类型	q 值关系
非线性减弱	$q(X_1 \cap X_2)$<Min[$q(X_1)$, $q(X_2)$]
单因子非线性减弱	Min[$q(X_1)$, $q(X_2)$]<$q(X_1 \cap X_2)$<Max[$q(X_1)$, $q(X_2)$]
双因子增强	$q(X_1 \cap X_2)$>Max[$q(X_1)$, $q(X_2)$]
独立	$q(X_1 \cap X_2)=q(X_1)+q(X_2)$
非线性增强	$q(X_1 \cap X_2)>q(X_1)+q(X_2)$

注：$q(X_1 \cap X_2)$ 表示 X_1 与 X_2 间交互作用的贡献度；Min[$q(X_1)$, $q(X_2)$]表示 X_1 与 X_2 中的贡献度最小值；Max[$q(X_1)$, $q(X_2)$]表示 X_1 与 X_2 中的贡献度最大值；$q(X_1)+q(X_2)$ 表示 X_1 与 X_2 的贡献度累加值。X_1 为年均高温；X_2 为年均低温。

3　结果与分析

3.1　气温与降水的变化

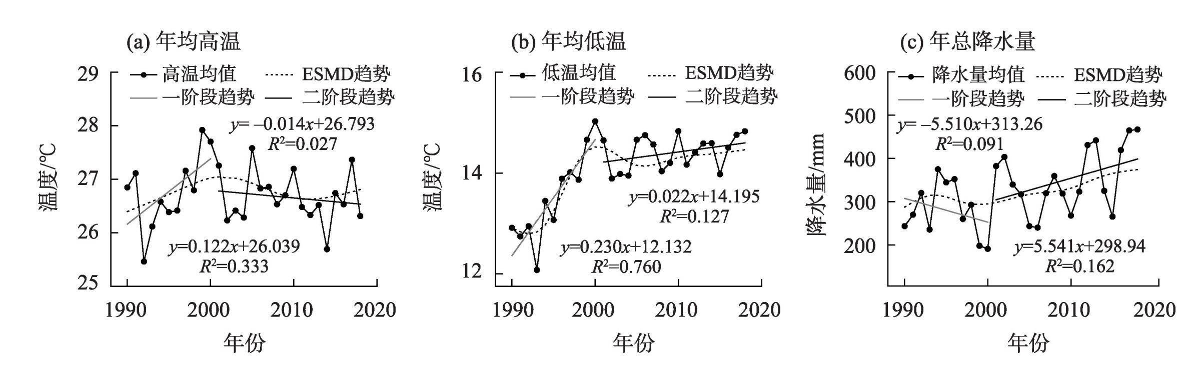
时间上，在1990—2018年生长季，ESMD结果显示2000年是年均高温与年均低温变化的转折点（图2a~b）。其中，在1990—2000年，年均高温的增长速率为0.122 ℃·a⁻¹，年均低温的增长速率为0.230 ℃·a⁻¹；在2001—2018年，年均高温的下降速率为−0.014 ℃·a⁻¹，年均低温的增长速率为0.022 ℃·a⁻¹。对于不同类型植被所在区域而言，ESMD结果显示，在生长季，各类型植被所在区域的年均高温均经历了升高—降低—升高的变化趋势，而灌丛类植被所在区域内的年均高温高于其他类型植被（图3a）。在1990—2000年，各类型植被所在区域的年均低温均升高2 ℃左右，2000年后灌丛与栽培类植被的波动幅度小于0.8 ℃（图3b）。

对于年总降水量而言，ESMD结果显示2000年为年总降水量趋势的突变点，2000年之前，年总降水量呈下降趋势（−5.510 mm·a⁻¹），而2000年后年总降水量显著增加（5.541 mm·a⁻¹）（图2c）。就降雨强度而言，在2000年之后，虽然小雨雨量所占平均比重（0.45）最大，但其占比呈下降趋势（−0.003·a⁻¹），而大雨雨量占比却呈递增趋势（0.005·a⁻¹），且在所有降雨强度中增长幅度最大，这表明2000年后年总降水量的增加主要依赖于大降雨事件的频发（图4）。以灌丛类植被所在区域的年总降水量变化最明显（图3c）。

空间上，在1990—2018年生长季，研究区内高温多年均值范围为26.33~27.62 ℃，变化趋势在−0.01~0.03 ℃·a⁻¹之间，全域19.3%的面积通过了显著性检验；低温多年均值范围为13.92~15.13 ℃，增长幅度为0.01~0.08 ℃·a⁻¹，全域79.7%的区域通过了显著性检验；降水多年均值范围为386.12~511.17 mm，变化幅度为−0.72~4.95 mm·a⁻¹，但仅有3.96%的面积通过了显著性检验，说明研究区的降水量变化幅度大，较不稳定（图5）。

3.2　NDVI的变化

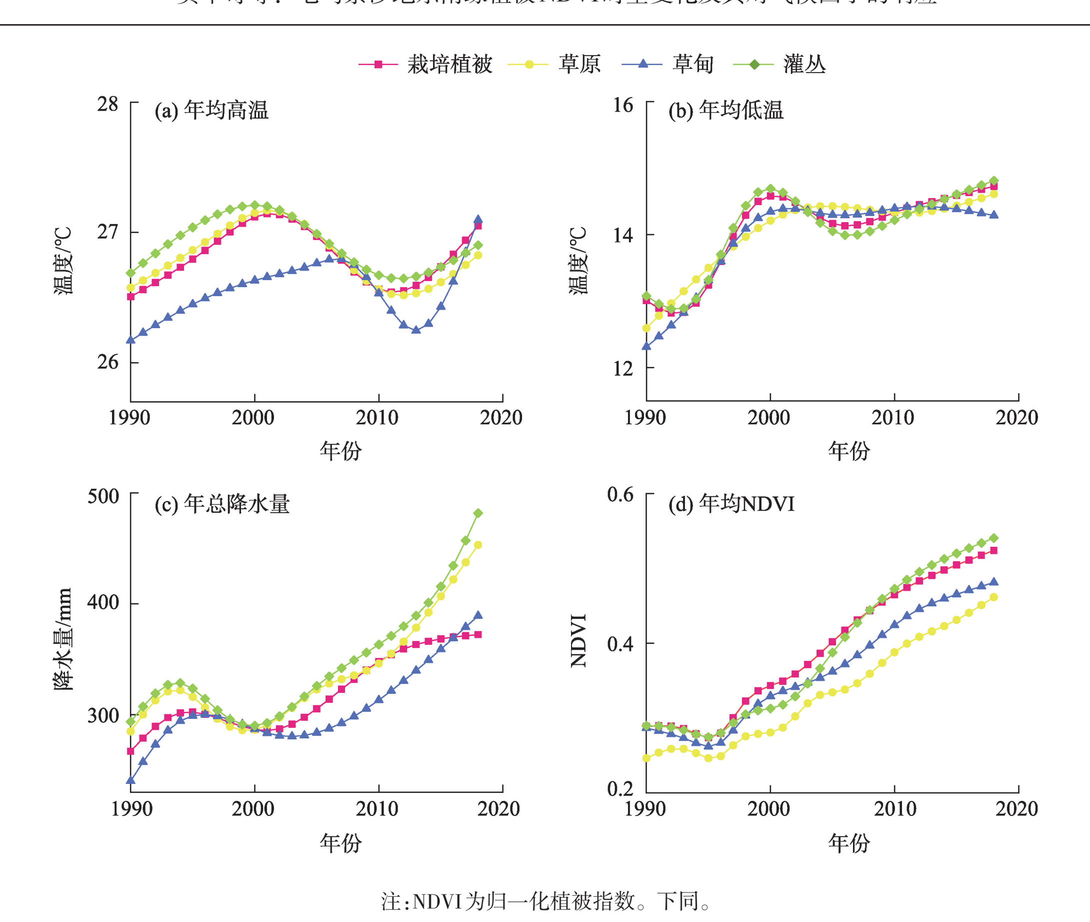
各类型植被的年均NDVI均呈现显著增长趋势，其中灌丛类植被增长幅度较大（图3d），为0.014·a⁻¹（表2）。由ESMD结果可知，研究区植被的年均NDVI在2005年发生了突变增加，这与年均气



注：ESMD为极点对称模态分解法。下同。

图2　1990—2018年生长季年均高温、年均低温与年总降水量的阶段变化趋势

Fig. 2　Phase variation trends of annual extreme daily mean temperature, annual minimum daily mean temperature and total precipitation during the growing season from 1990 to 2018



注：NDVI为归一化植被指数。下同。

图3 1990—2018年不同类型植被在生长季的年均NDVI、年均高温、年均低温及年总降水量的ESMD变化趋势

Fig. 3 ESMD variation trends of annual NDVI, annual extreme daily mean temperature, annual minimum daily mean temperature and total precipitation of different vegetation types during the growing season from 1990 to 2018

降水强度　降水天数　降水量比重
一阶段降水量比重趋势　二阶段降水量比重趋势

(a) 小雨　y=0.010x+0.387　R^2=0.246　y= −0.003x+0.481　R^2=0.032

(b) 中雨　y=0.006x+0.299　R^2=0.193　y=0.0002x+0.354　R^2=0.0001

(c) 大雨　y= −0.005x+0.231　R^2=0.096　y=0.005x+0.153　R^2=0.155

(d) 暴雨　y= −0.004x+0.108　R^2=0.015　y=0.002x+0.095　R^2=0.009

降水量比重　天数/d　降水强度/mm·d^{-1}　年份

图4 1990—2018年生长季不同降水强度的变化趋势

Fig. 4 Variation trends of different precipitation intensities during the growing season from 1990 to 2018

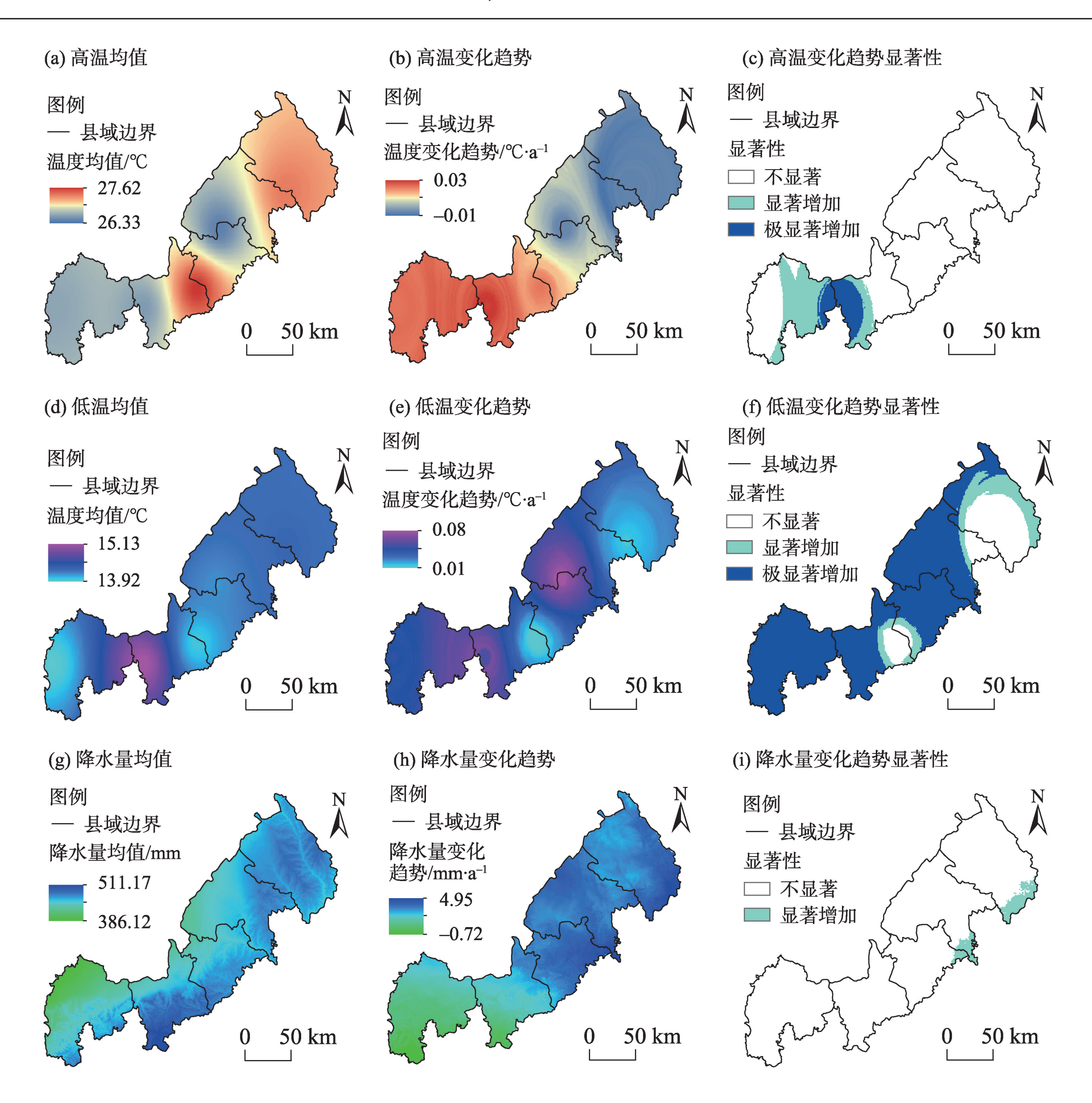


图5 1990—2018年生长季年均高温、年均低温与年总降水量的多年均值、变化趋势与显著性的空间分布

Fig. 5 Spatial distributions of multi year average, variation trend and significance of annual extreme daily mean temperature, annual minimum daily mean temperature and total precipitation during the growing season from 1990 to 2018

温及年总降水量在2000年的突变并不一致，可能是因为退耕还林等政策的实施，人为改善了研究区的植被状况[21]，造成二者变化的不同步。在1990—2005年生长季，年均NDVI增长幅度为0.001·a^{-1}，而在2005以后，NDVI增加显著，增长幅度为0.011·a^{-1}（图6a）。

在空间上，研究区内NDVI的均值分布范围为0.14~0.64，高值主要分布在定边县东部与靖边县西部；低值主要分布于榆阳区北部、神木市西部的沙地腹地（图6b）。研究期内，全域年均NDVI显著增加与极显著增加的区域面积占比为97.9%，而显著减少与极显著减少的区域面积占比仅为0.1%。NDVI减少区域主要位于榆阳区中部、神木市西部与靖边县中部（图6c）。

3.3 NDVI与气温和降水的关系

为有效探究区域内植被对气温与降水量的响应规律，仅对占比较大的栽培植被、草原、灌丛与草甸类植被进行分析。偏相关分析表明，在1990—2018年生长季，年均高温、年均低温与年总降水量对各类植被年均NDVI的影响程度存在显著差异（表3）。控制年均低温与年总降水量的条件下，年均高温与草原、灌丛类植被的年均NDVI呈显著负相关；控制年均高温与年总降水量时，年均低温与各类型植被的年均NDVI呈极显著正相关；在控制

表2 1990—2018年不同植被类型面积占比与其NDVI在生长季的变化趋势

Tab. 2 Area proportion of different vegetation types and their change trends of NDVI during the growing season from 1990 to 2018

植被类型	像元数	占比/%	变化率/a^{-1}	决定系数(R^2)	*P*值
栽培植被	14465	48.3	0.010	0.864	<0.01
草原	14274	47.7	0.008	0.903	<0.01
灌丛	678	2.3	0.014	0.840	<0.01
草甸	407	1.3	0.009	0.896	<0.01
阔叶林	45	0.1	0.006	0.886	<0.01
草丛	37	0.1	0.011	0.842	<0.01
荒漠	37	0.1	0.009	0.790	<0.01
沼泽	20	0.0	0.007	0.840	<0.01

年均高温与年均低温的条件下，年总降水量对所有类型植被的年均NDVI均显示出了极显著的正相关性。

不同时段内，气象因素对NDVI的影响也各不相同。在1990—2005年生长季，年均低温对年均NDVI的影响最显著(表3)。其中，在控制年总降水量与年均高温的条件下，年均低温与栽培植被、草原及灌丛的年均NDVI呈显著正相关；在控制年均低温与年总降水量的条件下，年均高温与灌丛的年均NDVI呈显著负相关；而在此期间，年总降水量与年均NDVI并没有表现出显著的偏相关性。但在2006—2018年生长季，控制年均高温与年均低温的条件下，年总降水量与各类植被的年均NDVI均呈显著正相关。同时，控制年总降水量与年均高温的条件下，虽然年均低温与各类型植被的年均NDVI无显著正相关，但对栽培植被、灌丛和草原植被的生物量有明显的促进作用。这表明在植被NDVI缓慢增长阶段(1990—2005年)，年均低温主导了植被的生长，而在植被NDVI快速增长阶段(2006—2018年)，年总降水量对年均NDVI的增加贡献最大，并与年均低温共同促进各类植被的生长。

另外，地理探测器的分异与因子探测结果显示，在1990—2018年生长季，各影响因子年均高温(X_1)、年均低温(X_2)及年总降水量(X_3)对区域NDVI分布的贡献度(q值)存在明显差异，且对于不同类

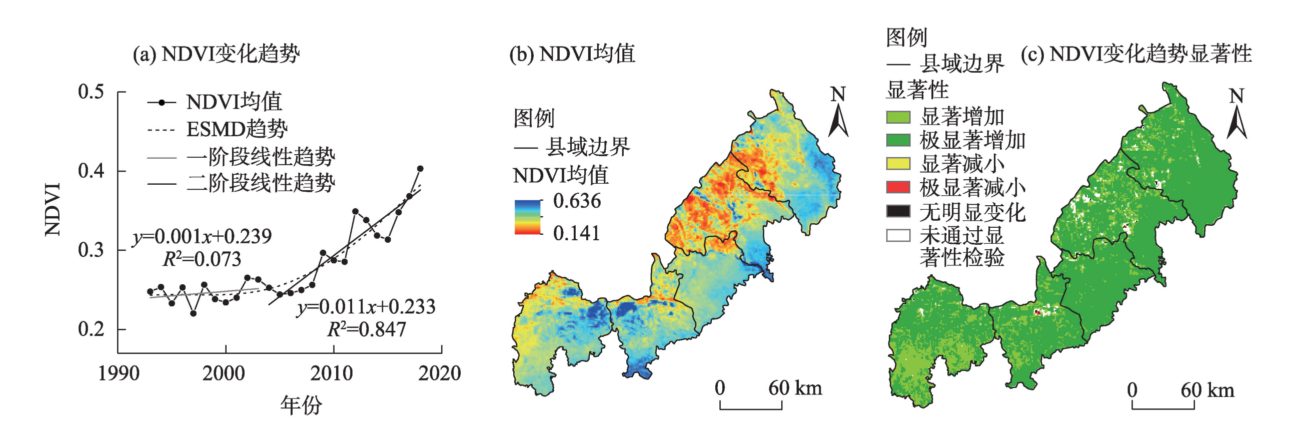


图6 1990—2018年生长季时间和区域尺度年均NDVI变化趋势

Fig. 6 Variation trends of annual mean NDVI on temporal and regional scales during the growing season from 1990 to 2018

表3 不同类型植被在生长季年均NDVI与年均高温、年均低温及年总降水量的偏相关系数

Tab. 3 Partial correlation coefficients between annual NDVI and annual extreme daily mean temperature, annual minimum daily mean temperature and total precipitation during the growing season of different vegetation types

	植被类型	年均高温			年均低温			年总降水量		
		1990—2018年	1990—2005年	2006—2018年	1990—2018年	1990—2005年	2006—2018年	1990—2018年	1990—2005年	2006—2018年
NDVI	栽培植被	−0.33	−0.33	−0.36	0.66**	0.51*	0.52	0.53**	0.02	0.92**
	草原	−0.38*	−0.42	−0.18	0.68**	0.58*	0.35	0.50**	−0.07	0.88**
	草甸	0.01	0.11	−0.17	0.55**	0.38	0.14	0.56**	0.31	0.81**
	灌丛	−0.49**	−0.54*	−0.31	0.67**	0.53*	0.44	0.54**	−0.06	0.91**

注：NDVI为归一化植被指数；*、**分别表示在0.05、0.01水平(双尾)相关性显著。下同。

型植被,结果也各不相同(表4)。整体上,年总降水量的贡献率最大,其次为年均低温。其中,年总降水量对草原与灌丛的生长贡献较大(q值分别为0.727、0.622,$P<0.05$);年均低温对草甸类植被的贡献最大($q=0.713$,$P<0.01$);而年均高温对草甸类植被生长贡献最大,但不显著($q=0.390$,$P>0.05$)。探测器交互作用结果显示,年均高温、年均低温与年总降水量的交互作用对植被的影响均为双因子增强,结果均大于单一因素对于植被的贡献率,且相较于年均高温而言,年均低温与年总降水量的交互作用对植被的影响更明显(表5)。

表4 单因子影响贡献率q值

Tab. 4 q value of single factor influence

植被类型	影响因子	q值	P值
栽培植被	年均高温/℃	0.287	0.341
	年均低温/℃	0.548	0.003**
	年总降水量/mm	0.541	0.023*
草原	年均高温/℃	0.354	0.396
	年均低温/℃	0.535	0.062
	年总降水量/mm	0.727	0.000**
草甸	年均高温/℃	0.390	0.310
	年均低温/℃	0.713	0.000**
	年总降水量/mm	0.399	0.599
灌丛	年均高温/℃	0.237	0.537
	年均低温/℃	0.501	0.007**
	年总降水量/mm	0.622	0.049*

注:q为因子贡献度。

表5 评价指标交互作用结果

Tab. 5 Interaction results of evaluation indicators

植被类型	交互作用	交互值	影响力
栽培植被	$X_1∩X_3$	0.593	双因子增强
	$X_2∩X_3$	0.802	双因子增强
草原	$X_1∩X_3$	0.797	双因子增强
	$X_2∩X_3$	0.921	双因子增强
草甸	$X_1∩X_3$	0.587	双因子增强
	$X_2∩X_3$	0.956	双因子增强
灌丛	$X_1∩X_3$	0.634	双因子增强
	$X_2∩X_3$	0.827	双因子增强

注:X_1为年均高温;X_2为年均低温;X_3为年总降水量。

4 讨 论

本文利用偏相关性分析与地理探测器方法所得结果均显示出年均高温、年均低温及年总降水量与植被的生长作用关系密切。其中,比较不同气象因素与各类型植被的偏相关关系及其贡献度可以发现,年总降水量对毛乌素沙地东南缘不同类型植被影响更大,并且降水量越丰富越能够促进各类植被的生长,与前人的研究结果一致[8,11-12]。2000年后,大降雨事件的频发导致了年总降水量的变化呈上升趋势,使得降水量对于植被的生长起主导作用,这证实了Hesiler-Whiite等[22]、马赟花等[9]的研究结果,即在干旱地区,增加降雨强度有助于植被生产力的提高。

在1990—2018年,年均低温与不同类型植被年均NDVI呈显著正相关,且在1990—2000年年总降水量呈下降趋势的情况下,年均气温的增长,尤其是年均低温的大幅度提升,仍保证了植被NDVI的增加,这说明了低温变化对于植被生长的重要性[10]。在温度较低时,植物存活率、叶片伸长率、叶绿素含量和地上净初级生产力也最低[23],同时,低温胁迫可大大限制草本植物的幼苗出苗率,延迟幼苗物候[24],而且冻融循环频率的增加也可降低多年生植被的存活率[25],因此,在中高纬度区的毛乌素沙地,气温升高,尤其是低温的升高可改善植被的生理生态表现,从而提升植物的生物量。

研究区内灌丛类植被年均NDVI的增长速率最快,其所在区域内的年均高温、年均低温及年总降水量变幅较大,且地理探测器结果显示年总降水量与年均高温或年均低温的交互作用对该类植被的影响均处于较高水平,这说明灌丛类植被能够很好地适应研究区内气候的变化并保持较高的生物量[26],建议通过人工修复措施进一步增加沙地腹地灌丛类植被的覆盖度,从而使毛乌素沙地的植被恢复持续向好发展。

5 结 论

本文基于毛乌素沙地东南缘5个气象站点的气温、降水与NDVI数据,通过ESMD、偏相关分析、地理探测器等方法阐明了研究区内1990—2018年生长季的年均高温、年均低温、年总降水量与年均NDVI的变化趋势,厘清了不同类型植被NDVI对各气象因素的响应规律。主要结论如下:

(1)1990—2018年,研究区植被年均NDVI显著与极显著增加面积达97.9%,而年均NDVI显著与极显著减小面积为0.1%,主要位于榆阳区中部、

神木市西部与靖边县中部,整体生态环境质量大幅度改善。在2005年后年均NDVI以0.011·a^{-1}的速率发生了突变增加,其中灌丛类植被年均NDVI的增长幅度最大。

（2）2000年为年总降水量与年均气温趋势的突变点。其中,突变前年总降水量以−5.510 mm·a^{-1}的速率减少,此后以5.541 mm·a^{-1}的速率增加,且主要依赖于大雨雨量的增加;年均高温与年均低温在突变前上升速率分别为0.122 ℃·a^{-1}与0.230 ℃·a^{-1},突变后,年均高温下降速率为−0.014 ℃·a^{-1},而年均低温上升速率为0.022 ℃·a^{-1}。

（3）分离气候因子对植被生长的相对作用,能够进一步阐明气候变化对于植被生长的影响。各类植被生长对气候变化的响应较为敏感,这不仅说明了水热条件会影响植被活动,而且揭示了其对植被活动的影响程度。其中,年均低温与植被的生长多呈显著正相关,在植被NDVI缓慢增长阶段(1990—2005年)作用更明显。年总降水量与植被的生长呈显著正相关,在植被NDVI快速增长阶段(2006—2018年),影响更为突出。2000年后,大降雨事件的频发导致了年降水量的变化呈上升趋势,使得降水对于植被的生长起主导作用。在整个研究期内,年总降水量与年均气温,尤其是年均低温的交互作用是促进植被生长的关键。

参考文献(References)

[1] 李明, 孙洪泉, 苏志诚. 中国西北气候干湿变化研究进展[J]. 地理研究, 2021, 40(4): 1180−1194. [Li Ming, Sun Hongquan, Su Zhicheng. Research progress in dry/wet climate variation in northwest China [J]. Geographical Research, 2021, 40(4): 1180−1194.]

[2] 赵志平, 邵全琴, 黄麟. 2008年南方特大冰雪冻害对森林损毁的NDVI响应分析——以江西省中部山区林地为例[J]. 地球信息科学, 2009, 11(4): 20−29. [Zhao Zhiping, Shao Quanqin, Huang Lin. NDVI response of forest damage to extreme snow and ice damage in southern China in 2008: A case study of mountainous forest in central Jiangxi Province[J]. Journal of Geo-information Science, 2009, 11(4): 20−29.]

[3] 孙睿, 刘昌明, 朱启疆. 黄河流域植被覆盖度动态变化与降水的关系[J]. 地理学报, 2001, 56(6): 667−672. [Sun Rui, Liu Changming, Zhu Qijiang. Relationship between vegetation coverage and precipitation in the Yellow River Basin[J]. Acta Geographica Sinica, 2001, 56(6): 667−672.]

[4] 岳健, 穆桂金, 唐自华, 等. 基于NDVI的新疆荒漠地区植被覆盖度遥感估算经验模型研究[J]. 干旱区地理, 2020, 43(1): 153−160. [Yue Jian, Mu Guijin, Tang Zihua, et al. Remote sensing estimation models for vegetation coverage in desert regions of Xinjiang based on NDVI[J]. Arid Land Geography, 2020, 43(1): 153−160.]

[5] Horion S, Cornet Y, Erpicum M. Studying interactions between climate variability and vegetation dynamic using a phenology based approach[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 20: 20−32.

[6] Gao Z Q, Dennis O. The temporaland spatial relationship between NDVI and climatological parameters in Colorado[J]. Journal of Geographical Sciences, 2001, 11(4): 411−419.

[7] 李晴晴, 曹艳萍, 苗书玲. 黄河流域植被时空变化及其对气候要素的响应研究[J]. 生态学报. [2022−01−10]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2031.Q.20220110.1104.032.html. [Li Qingqing, Cao Yanping, Miao Shuling. Spatio-temporal variation in vegetation coverageand its response to climate factors in the Yellow River Basin, China[J]. Acta Ecologica Sinica. [2022−01−10]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2031.Q.20220110.1104.032.html.]

[8] 冯颖. 毛乌素沙地植被盖度变化及其对气候变化的响应[D]. 北京: 北京林业大学, 2015. [Feng Ying. Vegetation coverage change in Mu Us Sandy Land and its response to climate change[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2015.]

[9] 马赟花, 张铜会, 刘新平, 等. 极端降水事件对科尔沁沙地一年生植被的影响[J]. 中国沙漠, 2016, 36(1): 50−56. [Ma Yunhua, Zhang Tonghui, Liu Xinping, et al. Effect of extreme precipitation event on annuals in the Horqin Sandy Land[J]. Journal of Desert Research, 2016, 36(1): 50−56.]

[10] 高滢, 孙虎, 徐崟尧, 等. 陕西省植被覆盖时空变化及其对极端气候的响应[J]. 生态学报, 2022, 42(3): 1022−1033. [Gao Ying, Sun Hu, Xu Yinyao, et al. Temporal and spatial variation of vegetation cover and its response to extreme climate in Shaanxi Province [J]. Acta Ecologica Sinica, 2022, 42(3): 1022−1033.]

[11] 刘静, 温仲明, 刚成诚. 黄土高原不同植被覆被类型NDVI对气候变化的响应[J]. 生态学报, 2020, 40(2): 678−691. [Liu Jing, Wen Zhongming, Gang Chengcheng. Normalized difference vegetation index of different vegetation cover types and its responses to climate change in the Loess Plateau[J]. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(2): 678−691.]

[12] 解晗, 同小娟, 李俊, 等. 2000—2018年黄河流域生长季NDVI、EVI变化及其对气候因子的响应[J]. 生态学报. [2022−01−10]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2031.Q.20220209.1510.010.html. [Xie Han, Tong Xiaojuan, Li Jun, et al. Changes of NDVI and EVI and their responses to climatic variables in the Yellow River Basin during the growing season of 2000 —2018[J]. Acta Ecologica Sinica, [2022−01−10]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2031.Q.20220209.1510.010.html.]

[13] 中国科学院中国植被图编辑委员会. 1:1000000中国植被图集[M]. 北京: 科学出版社, 2001. [Editorial Committee of Vegetation-atlas of China, Chinese Academy of Sciences. 1:1000000 vegeta-

tion atlas of China[M]. Beijing: Science Press, 2001.]

[14] 张轩, 张行南, 江唯佳, 等. 秦淮河流域东山站水位预报研究[J]. 水资源保护, 2020, 36(2): 41−46. [Zhang Xuan, Zhang Xingnan, Jiang Weijia, et al. Study on water level forecast of Dongshan Station in Qinhuai River Basin[J]. Water Resources Protection, 2020, 36(2): 41−46.]

[15] 申雨晨, 李双双, 延军平, 等. 极点对称模态分解下陕西气候变化特征及影响因素[J]. 干旱区地理, 2021, 44(1): 36−46. [Shen Yuchen, Li Shuangshuang, Yan Junping, et al. Spatiotemporal climate variation and its influencing factors in Shaanxi Province based on extreme-point symmetric mode decomposition[J]. Arid Land Geography, 2021, 44(1): 36−46.]

[16] Wang J L, Li Z J. The ESMD method for climate data analysis[J]. Climate Change Research Letters, 2014, 3(1): 1−5.

[17] Wang J F, Li X H, Christakos G, et al. Geographical detectors based health risk assessment and its application in the neural tube defects study of the Heshun Region, China[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010, 24(1): 107−127.

[18] Song Y Z, Wang J F, Ge Y, et al. An optimal parameters-based geographical detector model enhances geographic characteristics of explanatory variables for spatial heterogeneity analysis: Cases with different types of spatial data[J]. Giscience & Remote Sensing, 2020, 57(5): 593−610.

[19] 张若婧, 陈跃红, 张晓祥, 等. 基于参数最优地理探测器的江西省山洪灾害时空格局与驱动力研究[J]. 地理与地理信息科学, 2021, 37(4): 72−80. [Zhang Ruojing, Chen Yuehong, Zhang Xiaoxiang, et al. Spatial-temporal pattern and driving factors of flash flood disasters in Jiangxi Province analyzed by optimal parameters-based geographical detector[J]. Geographyand Geo-information Science, 2021, 37(4): 72−80.]

[20] 张华, 李明, 宋金岳, 等. 基于地理探测器的祁连山国家公园植被NDVI变化驱动因素分析[J]. 生态学杂志, 2021, 40(8): 2530−2540. [Zhang Hua, Li Ming, Song Jinyue, et al. Analysis of driving factors of vegetation NDVI change in Qilian Mountain National Park based on geographic detecton[J]. Chinese Journal of Ecology, 2021, 40(8): 2530−2540.]

[21] Xiu L N, Yan C Z, Li X S, et al. Monitoring the response of vegetation dynamics to ecological engineering in the Mu Us Sandy Land of China from 1982 to 2014[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2018, 190: 543, doi: 10.1007/s1066101869319.

[22] Heisler-White J L, Blair J M, Kelly E F, et al. Contingenet productivity responses to more extreme rainfall regimes acrossa grassland biome[J]. Global Change Biology, 2009, 15(12): 2894−2904.

[23] Dietrich C C, Kreyling J, Jentscha A, et al. Intraspecific variation in response to magnitude and frequency of freeze-thaw cycles ina temperate grass[J]. AoB Plants, 2017, 10(1): 160−168.

[24] Connolly B M, Orrock J L. Climatic variation and seed persistence: Freeze-thaw cycles lower survival via the joint action of abiotic stress and fungal pathogens[J]. Oecologia, 2015, 179(2): 609−616.

[25] Skinner D, Bellinger B S. Freezing tolerance of winter wheatas influenced by extended grow that low temperature sand exposure to freeze-thaw cycles[J]. Canadian Journal of Plant Science, 2017, 97(2): 250−256.

[26] 高国雄. 毛乌素沙地东南缘人工植被结构与生态功能研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2007. [Gao Guoxiong. Study on the structure and ecological function of artificial vegetation in southeastern margin of Mu Us Sandy Land[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2007.]

Temporal and spatial variation of vegetation NDVI and its response to climatic factors in the southeastern margin of Mu Us Sandy Land

HE Junqi, WEI Yan, GAO Wande, CHEN Yunfei, MA Yandong, LIU Xiuhua

(School of Water and Environment, Chang'an University, Key Laboratory of Subsurface Hydrology and Ecological Effect in Arid Region, Ministry of Education, Key Laboratory of Soil and Water Conservation and Ecological Restoration on the Loess Plateau of National Forestry and Grassland Administration, Xi'an 710054, Shaanxi, China)

Abstract: A central element in understanding the dynamic relationship between ecosystems is achieved by understanding the response of vegetation growth to climate change. Based on the meteorological data and normalized difference vegetation index (NDVI) from 1990 to 2018, the variation in the NDVI of different types of vegetation in the southeast margin of Mu Us Sandy Land of Shaanxi, China during the growing season was analyzed via use of a partial correlation analysis and geographic detector data, and the effects of temperature and precipitation on various types of vegetation are discussed. The results show that: (1) In the growing seasons from 1990 to 2018, the annual NDVI for vegetation across the whole region increased significantly by 97.9%, and the overall eco-environmental quality was significantly improved. The growth rate of the annual NDVI of vegetation was slow prior to 2005, and then it increased sharply with a rate of increase of $0.011 \cdot a^{-1}$; across the observed increases, the annual NDVI related to shrub vegetation increased the most. (2) The year 2000 represented a transition year; a significant change in the behavior of the total precipitation and annual air temperature was observed in the year 2000. The total precipitation was seen to decrease at a rate of $-5.510\ mm \cdot a^{-1}$ before this transition year and increase with a rate of $5.541\ mm \cdot a^{-1}$ after this transition year; these values were dominated by heavy rainfall events. Prior to this abrupt change in the year 2000, the annual rate of increase of annual extreme daily mean temperature and annual minimum daily mean temperature were $0.122\ ℃ \cdot a^{-1}$ and $0.230\ ℃ \cdot a^{-1}$, respectively. After the year 2000, the average annual decreasing rate of annual extreme daily mean temperature was $-0.014\ ℃ \cdot a^{-1}$, and the average annual rising rate of annual minimum daily mean temperature was $0.022\ ℃ \cdot a^{-1}$. (3) In the slow growth stage of the NDVI (1990—2005), the annual minimum daily mean temperature was positively correlated with the annual NDVI of different types of vegetation, and had the greatest influence; in the rapid growth stage of annual NDVI (2006—2018), the total precipitation was positively correlated with the annual NDVI of different types of vegetation, and the frequent occurrence of heavy rainfall events meant that the total precipitation had a dominant effect on the growth of vegetation. This work finds that the interaction between total precipitation and annual air temperature, especially the annual minimum daily mean temperature, is the key factor in the promotion of the growth of vegetation.

Key words: Mu Us Sandy Land; climatic factor; normalized difference vegetation index (NDVI); geographic detector; extreme-point symmetric mode decomposition (ESMD)